

学校编码: 10384
学 号:

分类号_____密级_____
UDC_____

学 位 论 文

技术交易规则与超常收益研究

王艺明

指导教师姓名: 陈浪南教授

申请学位级别: 硕 士

专 业 名 称: 金 融 学

论文提交时间: 2001年4月 日

论文答辩时间: 2001年5月 日

学位授予单位: 厦 门 大 学

学位授予日期: 2001年 月 日

答辩委员会主席: _____

评 阅 人: _____

2001年4月

内容摘要

在流行超过一个世纪后，技术分析方法至今仍被广泛应用于金融资产的收益预测。学术界对技术交易规则的研究兴趣主要源于它与有效市场假说的对立。如果股市是弱式有效的，那么技术分析将是徒劳的，因为在此情况下，所有历史交易信息都已反应在股价中。实际上，已有大量研究文献直接或间接证明技术方法对金融收益具有实际的预测能力，然而，这些经验证据的有效性受到数据窥察偏倚的影响。所谓数据窥察是指，当给定数据集被多次应用于推断或模型选择时，所获得的任何令人满意的结果可能仅基于偶然，而非模型自身所拥有的实际预测能力。因此，对模型设定广泛搜索过程中存在的数据窥察进行检验和调整具有重要意义。

本文的研究旨在通过新实证技术——White（2000）真实性检验自引导方法（Reality Check bootstrap methodology）的应用，实现对数据窥察偏倚的调整，从而丰富对技术交易规则方法的研究。真实性检验可以对数据窥察进行精确调整，从而能够确定技术交易规则所取得的超常收益，是基于其自身的实际预测能力，还是仅靠碰运气，从而不再需要避免数据提炼行为。通过实证研究发现，各股票指数或样本股票的最优技术规则能够取得优于基准模型（持有现金）的收益，但在对数据窥察效应进行调整后，大多数技术规则无法在一般的置信度下拒绝零假定——即最优技术交易规则的预测能力不优于基准模型（持有现金）。针对该问题，本文发展了一种以White（2000）真实性检验为基础的交易规则评价方法，应用该方法能够找到对股票组合而言最优且能够拒绝零假定的技术交易规则。

本文的研究能够准确地确定数据窥察偏倚对技术交易规则业绩估计量的影响并对其进行调整，从而为中国股票市场有效性的研究提供新的实证证据。另一方面，本文的方法对投资者选择有效的投资策略也有很大帮助，能够帮助投资者判断某种优于基准策略且能取得很高历史收益的决策规则（技术交易规则及其他预测模型）所取得的业绩在多大程度上是数据窥察的后果，在多大程度上基于自身实际预测能力。本文发展的以真实性检验为基础的交易规则评价方法可以帮助投资者在样本期较短（或仅使用近期数据以保证所选规则适应市场特性）并且可获得多个平行股票样本的条件下，通过广泛的设定搜索选择具有实际预测能力的模型。

关键词：数据窥察、技术交易规则业绩、真实性检验自引导方法

目录

内容摘要	1
一、引言	3
二、文献回顾	6
三、研究方法	9
四、技术交易规则集合	12
五、实证研究	17
六、结论	35
附录：真实性检验的技术结论	37
参考文献	40

一、引言

技术分析始于19世纪末的道氏理论，并经历了形态分析、指标分析及自动交易规则等不同发展阶段。几乎所有的技术分析方法都旨在通过考察过去的价格形态，发现其内在运动趋势并加以利用。在流行超过一个世纪后，技术交易规则至今仍被广泛应用于金融资产的收益预测。Taylor（1992）在调查伦敦主要外汇交易商时发现，超过90%被调查者在预测未来外汇资产收益时，至少部分地使用技术分析方法。技术分析在金融业的广泛应用，引发了学术界对其在投资决策中的价值的研究兴趣。

尽管很多现代数量金融学者不甚赞同技术分析方法，例如Burton Malkiel（1996）在其著名的*A Random Walk Down Wall Street*一书中指出，“从科学角度细察，图形分析与炼丹术如出一辙”¹，但也有不少学者研究发现，技术分析是从市场价格中获得有用信息的有效方法。例如，Lo & MacKinlay（1988, 1999）在拒绝美国股票周指数服从随机漫步假说（Random Walk Hypothesis）的经验研究中指出，过去的价格可在一定程度上用于预测未来收益，而这一点正是技术分析方法的基本出发点²。

事实上，学术界对技术交易规则的研究兴趣主要源于它与有效市场假说（Efficient Market Hypothesis）的对立。根据Malkiel（1992）：“一个资本市场被称为是有效的，如果它完全并正确地反应了所有有关决定证券价格的信息。形式地，对于某个信息集合市场称为是有效的……如果将那些信息披露给所有的市场参与者而股价不会受到影响。进一步来说，对于某个信息集合的有效性……意味着以（那个信息集合）作为依据进行交易是不能获得经济利润的”。也即，如果股票市场是弱式有效的，则技术分析将是徒劳的，因为在此情况下，历史交易的信息都已反应在股价中，再利用这些已被反应的信息显然不能获得超常收益（即经济利润）。

相应地，学术理论界对技术分析方法的研究也多集中在技术交易规则能否获得超常收益上。实际上，已有大量学术研究文献直接或间接地证明技术分析对金融资产收益具有实际的预测能力³。然而，在评价技术交易规则时经常遇到，却很少被直接指出的一个重要问题是数据窥察（data-snooping）。当给定数据集合被多次应用于推断或模型选择时，数据窥察就

¹ 原文是“under scientific scrutiny, chart-reading must share a pedestal with alchemy.”

² 技术分析依存于以下理论前提：市场行为体现一切，价格按趋势移动，历史会重演。

³ 参见本文第二部分对历史文献的回顾。

可能会产生。当上述的数据再用情况发生时，所获得的任何令人满意的结果可能仅基于偶然，而非模型自身所拥有的实际预测能力。

具体对于技术交易规则的选择而言，如果一个“好”的技术规则是通过广泛的设定试验或参数搜索得到的，那么所获得的任何令人满意的结果可能纯属偶然。实际上，即使完全不考虑数据中存在的可供利用的预测关系，仅对给定的数据集进行广泛的试验，也能够发现某些看似优良，但实际却毫无用处的预测模型。这类似于连续地抛掷足够多的硬币，其中有某些硬币总是出现正面的可能性就很大，但仅对这些硬币进行统计推断就会得到错误的结论。根据历史收益选择技术交易规则及其参数设置时也可能遇到相同问题，我们称之为数据窥察偏倚（data-snooping bias）。

数据窥察未必是特定研究者努力的结果。它的产生可能源于历史上曾经被考虑过的整个技术规则集合上存在的微妙的生存偏倚（survivorship bias）。随着时间推移，投资者会对广泛的技术交易规则，包括不同规则的数千种不同参数设置进行试验。偶然取得较好历史收益的规则会受到较多重视，而不成功的规则则逐渐被忘记⁴。这样，在经过很长的样本阶段后，只有很小的规则集合生存下来，这些技术规则的历史交易记录则作为它们在投资决策中的价值的证明。如果考虑了足够多的规则，即使在很大的样本中，某些规则的成功也可能仅靠运气，而它们本身并不具有对资产收益的预测能力。因此，仅基于生存子集的推断可能会产生误导，因为它没有考虑整个初始规则集合，该集合中多数规则可能表现不佳。

因此，对技术交易规则利润以及相关数据窥察问题的研究无疑具有重要的理论和实际意义。从理论角度看，要通过对技术规则利润的实证分析检验效率市场假说，就必然要对数据窥察偏倚进行调整；从投资决策角度看，在通过参数搜索等方法选择技术分析时，若不考虑数据窥察问题，就难免招致损失。本文的研究旨在通过新实证技术——White（2000）真实性检验自引导方法（Reality Check bootstrap methodology）的应用，实现对数据窥察偏倚的调整，从而丰富对技术交易规则的研究。

尽管自引导（bootstrap）作为一种再抽样技术不是最新的实证统计技术，但本文所采用的方法可以实现对数据窥察的精确调整，不再需要避免数据提炼行为，而这在以前是无法做到的，从而能确定技术交易规则所取得的超常收益，是基于其自身的实际预测能力，还是仅靠碰运气。

⁴ Lo & MacKinlay（1990）也阐述了类似的观点。

数据窥察效应的大小随不同时间地点和不同投资者或研究者的操作而变化，对其进行量化分析，就必须考察足够大的交易规则集合中最优规则的业绩。为此，本文构建了7,846种不同参数设置的技术规则集合（参见本文第四部分），并应用于1994年1月1日至2000年6月30日在沪深两市上交易的多种股票指数或样本股票，同时计算一个小规则子集（包含26种规则⁵）的实证结果作为比较，分析技术交易规则的实际获利能力。对技术规则的评价基于平均收益和Sharpe比率（风险调整的超常收益）两种标准。

通过实证研究发现，各股票指数或样本股票的最优技术交易规则确实能够取得优于基准模型（持有现金）的收益，但在对数据窥察效应进行调整后，大多数技术规则无法在一般的置信度下拒绝零假定——即最优模型（技术规则）的预测能力不优于基准模型。针对该问题，本文发展了一种以White's真实性检验为基础的交易规则评价方法，应用该方法能够找到对股票组合而言最优且能够拒绝零假定的技术交易规则。本文的结论有助于考察中国股市的信息效率，并能帮助投资者作出正确的投资决策。

本文的组织结构安排如下。第二部分回顾技术交易规则利润和数据窥察问题的理论和经验研究文献并作简要评论，第三部分讨论本文所采用的真实性检验自引导方法；第四部分讨论本文进行经验分析的技术规则集合，第五部分报告自引导数据窥察样本的实证研究结果，第六部分详细讨论结论的经济含意，以及对理论和实践的启示。

⁵ 即 Brock、Lakonishok & LeBaron（1992, 简称 BLL）研究中所采用的规则集合。

二、文献回顾

如前文所述，学术界和实务界所共同关心的一个问题是，技术规则能否帮助投资者获得超常收益，这方面的研究有Brock, Lakonishok & LeBaron (1992)、Fama & Blume (1996)、Kaufman (1987)、Levich & Thomas (1993)、Neftci (1991)、Osler & Chang (1995)、Sweeney (1988)、Taylor (1992, 1994) 等，多数认为技术规则能提供有价值的经济信号。

其中一项较全面且有重要影响的研究是Brock, Lakonishok & LeBaron (1992, 以下简称BLL)，文中他们将26种技术交易规则应用于超过90年的道琼斯工业平均指数，发现它们显著优于持有现金的基准模型，并且所考察规则的各种参数设置都优于基准。BLL的经验研究结论或者说明股票市场不是弱式有效的（与许多研究者既有的观念相悖），或者说明风险溢价（risk premium）即使在短期内（日间水平上）也存在显著波动。

BLL在其研究中阐述了数据窥察问题，他们指出，“可以设计出多种移动平均模型，并且，毫无疑问，其中某些会产生较好的结果。然而，数据窥察的危险也是巨大的”。他们的做法是对原始数据拟合各种模型，并对残差再抽样，建立大量自引导（bootstrap）样本，目的是检验结论的统计显著性和稳健性。然而，BLL无法“对所有规则进行综合检验。该检验必须考察不同规则结果间的相关性”⁶。BLL发现，所考察的各规则都能够获得超常收益，但其实证研究的主要缺陷在于无法对数据窥察偏倚进行调整。他们指出，“技术分析发现各种伪形态的可能性无法被分散。尽管没有根治数据窥察偏倚的办法，我们可以减轻该问题（的危害）：(1)通过报告所有交易策略的结果，(2)通过应用非常长的数据序列，从1897年到1986年的道琼斯指数，(3)强调结论对各种非重叠子阶段的稳健性”。

其他学者在评价技术规则业绩时也针对数据窥察采取了多种措施。Levich & Thomas (1993) 考察移动平均和过滤规则在外币期货市场的应用时，将自引导方法应用于期货的原始收益数据，发现某些技术规则有利可图。Osler & Chang (1995) 应用自引导技术检验头肩顶形态在外汇市场的获利能力时也有类似发现。关于数据窥察问题，Levich & Thomas 指出，“显然还可以分析其他过滤尺度和移动平均长度，以及其他技术模型。（但）应避免该类数据提炼（data-mining）行为”（p.458）。

⁶ BLL通过计算所有26种技术交易规则的平均收益，实际上考察了26种规则范围内的数据窥察。但这样应视为从26种规则中随机选择的期望收益，而非最优规则的收益。

值得特别指出的是，目前应用技术分析方法研究中国股票市场有效性的文献仅有魏玉根（2000）一文，其研究发现技术交易系统能给投资者带来异常（超常）收益，并且在各样本区间都具有较好的稳定性。然而，在其研究中未考虑数据窥察问题，仅选择较一般的指标参数。

总结前人的研究可以得到以下结论：首先，存在技术交易规则能够获得超常业绩的证据。其次，该经验证据的有效性受到数据窥察偏倚的影响。第三，处理数据窥察的方法是仅考察规则的小子集，以避免产生数据窥察偏倚。但正如前文的论述，有理由相信该策略事实上未必有效。历史上成功的技术交易规则也最容易引起研究者的注意，因为它们最为教科书和金融出版物所推崇。也就是说，尽管个体研究者可能行为谨慎，并且不对技术交易规则进行广泛试验，但整个金融界已经成为有效的“过滤器”，因此原则上必须考察投资者曾经考虑过的所有技术模型。

本文的研究目的就是通过White真实性检验自引导方法的应用，对数据窥察偏倚进行定量分析，调整全体规则集合中存在的数据窥察效应，从而实现简单技术交易规则收益的无偏估计。与前人对数据窥察（提炼）所采取的避免或减轻的做法不同，真实性检验允许数据提炼的存在，但通过考察所有技术交易规则收益间的相关性，能够实现对数据窥察的精确调整，给出拒绝零假定（最优规则预测能力不优于基准模型）的置信度，从而能确定技术规则所取得的超常收益，是基于其自身实际预测能力，还是仅靠碰运气。通过对技术交易规则的参数搜索过程的研究，我们可以考察由大量技术交易规则所组成的规则集合中数据窥察效应的动态演化情况，这有助于我们理解数据窥察效应在现实世界中的传播情况。

BLL所考察的规则包括简单移动平均、固定移动平均和交易范围突破等三种技术规则的总共26种不同参数设置。如前文所述，应用由上述常用简单技术交易规则所组成的小子集的目的旨在“减轻”数据窥察问题所造成的影响。因此，在本文的实证研究中，也计算了BLL规则集合（26种规则）的实证结果，以便考察上述策略是否能够真正发挥作用。

鉴于数据窥察在评价技术交易规则时的重要性，我们进一步考察有关该问题的研究文献。早在*Econometrica*第一期的一篇著名文献中，Cowles（1933）就应用模拟方法检验投资咨询服务的业绩是否优于市场。在近期，Lo & MacKinley（1990）的研究再次使数据窥察产生的偏倚和效应得到广泛注意。尽管多数研究者都已意识到，数据窥察是必须避免的危险行为，但由于可获得的时序数据通常是唯一的，所以也别无他法。

数据窥察也称为数据提炼 (data-mining)。数据提炼有时被用于从大量数据中提取有价值的预测关系,但同时也很容易得到伪关系。Leamer (1978, 1983) 指出了这种危险,并发展了检验由数据提炼所获得的预测关系的脆弱性的方法。其他相关的研究包括, Mayer (1980), Miller (1981), Cox (1982), Lovell (1983), Potscher (1991), Dufour, Ghysels & Hall (1994), Chatfield (1995), Kabaila (1995) 以及 Hoover & Perez (1998), 分别检验设定搜索情况下的模型选择或推断问题。

White (2000) 在数据窥察的研究上取得重要进展,他发展的真实性检验自引导方法 (Reality Check bootstrap methodology), 也即是本文所采用的方法,可以对以下零假定进行检验——通过设定搜索得到的最优模型的预测能力不优于基准模型。该方法允许数据窥察或提炼的存在,但可以某一置信度将纯粹偶然的结果与具有实际预测能力的模型所产生的结果相区分。也就是说, White 的方法能够对数据窥察进行精确调整,而不是仅仅避免数据提炼行为或减轻数据窥察的危害,这是具有开创性的贡献。

尽管目前已有文献将自引导方法应用于评价技术规则的业绩,但采用真实性检验自引导方法的研究尚不多见,应用该方法,本文首次能够准确确定数据窥察偏倚对技术规则业绩估计量的影响,并对其进行调整,从而为中国股市有效性的研究提供新证据。本文在真实性检验基础上发展的交易规则评价方法可以帮助投资者在样本期较短且可获得多个平行股票样本条件下,通过广泛设定搜索选择具有实际预测能力的模型。

White 的方法还有广泛的其他应用,因为数据窥察的危险在金融研究和经济研究的其他领域也存在,如股票收益的可预测性 (Foster, Smith & Whaley, 1997), 汇率和利率建模,横截面资产定价模型的因子和“异象”识别 (Lo & MacKinlay, 1990), 和其它没有准确参数设定和函数形式的模型检验 (存在数据依赖,并且有意义的样本外试验难以进行)。

三、研究方法

如前文所述，数据窥察已被广泛认识到是金融研究中的一个非常重要的问题。对该问题的论述散见于学术文献（Lo & MacKinlay, 1990⁷）和投资与预测（O’Shaughnessy, 1997; Diebold, 1998）的主流论著中，甚至在《商业周刊》（Coy, 1997）的文章中也有阐述：David Leinweber（某投资基金经理）在仔细研究历史股票价格数据后发现，对标准普尔500股票指数的最优预测是孟加拉国的黄油产量。本文研究的目的是要确定，技术交易规则是确实具有预测能力，还是仅仅类似于“孟加拉国的黄油产量”。所采用的方法是真实性检验自引导方法，下面作简要的描述。

在Diebold & Mariano（1995）和West（1996）的研究基础上，White（2000）发展了检验给定模型（最优规则）在调整数据窥察效应后是否优于基准模型的方法，其基本思想是评价全体模型集合的业绩估计量分布。White’s真实性检验基于 $l \times 1$ 的技术交易规则业绩统计量：

$$\bar{f} = n^{-1} \sum_{t=R}^T \hat{f}_{t+1} \quad (1)$$

其中 l 是交易规则数， n 是预测期间，从 R 到 T ，即 $T = R + n - 1$ ， $\hat{f}_{t+1} = f(Z_t, \hat{b}_t)$ 是 $t+1$ 期的业绩估计量， \hat{b}_t 是估计参数向量。通常， Z 包含由因变量和预测变量组成的向量（根据Diebold & Mariano, 1995或West, 1996的假定）。本文附录重述了White（2000）的主要结论。

在本文的应用中不采用估计参数，而是由不同参数设置的交易规则（ $b_k, k=1, \dots, l$ ）直接产生收益并用于业绩估计。在本文的样本数据中， n 约为1,600。 R 等于251，因为技术规则要求前250日的数据以产生交易信号。为评价各规则业绩，用下标 k 标识各规则。 $f_{k,t+1}$ 的计算公式为：

$$f_{k,t+1} = \ln[1 + y_{t+1} S_k(c_t, b_k)] - \ln[1 + y_{t+1} S_0(c_t, b_0)] \quad (2)$$

$$\text{其中 } c_t = \{X_{t-i}\}_{i=0}^R \quad (3)$$

X_t 是原始股票价格序列， $y_{t+1} = (X_{t+1} - X_t)/X_t$ ， $S_k(\cdot)$ 和 $S_0(\cdot)$ 是“信号”函数，根据系统参数 b_k 和 b_0 将价格信息序列转变为市场头寸⁸。信号

⁷ Lo & MacKinlay (1990) 量化分析了资产定价模型横截面检验中的数据窥察偏倚，其中用于划分股票组合的公司特性与业绩估计量的测量误差相关。

⁸ 对于具有定义在期末财富上的对数效用函数的风险厌恶型消费者而言，具有最高累积收益的交易规则即为最优交易规则。

函数的取值范围是：1，表示多头；0，表示中性头寸（即退出市场）；-1，表示空头。下面我们将讨论应用平均收益和Sharpe比率（风险调整的超额收益）评价交易规则。本文检验是否存在超常收益技术规则的自然零假定是，最优交易规则的业绩不优于基准模型，也就是说：

$$H_0 : \max_{k=1, \dots, l} \{E(f_k)\} \leq 0. \quad (4)$$

拒绝该零假定说明最优技术交易规则的业绩优于基准模型。

White（2000）证明，该零假定的检验可以通过对 $f_{k,t+1}$ 的估计值应用 Politis & Romano（1994，以下简称P&R）的平稳自引导实现。

P&R（1994）发展了称为平稳自引导（stationary bootstrap）的再抽样技术，该方法可应用于严平稳和弱相关的时间序列，通过再抽样产生平稳的伪时间序列（pseudo-time series）。本文应用平稳自引导及其算法生成技术交易规则收益的伪时间序列（自引导数据窥察样本）。

应用再抽样版本的 $\tilde{f} = n^{-1} \sum_{t=R}^T f_{t+1}^*$ 推导真实性检验 p 值以检验零假定（即最优模型的预测能力不优于基准）。再抽样统计量的计算方法为：

$$\tilde{f}^* = n^{-1} \sum_{t=R}^T f_{t+1}^*, \quad (5)$$

$$f_{t+1}^* \equiv f(Z_{q(t)+1}, \mathbf{b}), \quad t = R, \dots, T \quad (6)$$

其中 $q(t)$ 是根据P&R平稳自引导算法产生的随机指数。首先选择一个“平滑参数”（smoothing parameter） $q = q_n$ ， $0 < q_n \leq 1$ ， $q_n \rightarrow 0$ ，当 $n \rightarrow \infty$ 时， $nq_n \rightarrow \infty$ ，算法的实现过程为：

- (1) 令 $t = R$ ，从 $\{R, \dots, T\}$ 中随机、独立和均匀地选择一值赋予 $q(t)$ 。
- (2) 令 $t = t + 1$ 。如果 $t > T$ ，则算法停止。否则，生成随机变量 U ，该变量在 $[0, 1]$ 上均匀分布，且与其任何他变量相独立。
 - ① 如果 $U < q$ ，从 $\{R, \dots, T\}$ 中随机、独立和均匀地选择一值赋予 $q(t)$ 。
 - ② 如果 $U \geq q$ ，令 $q(t) = q(t-1) + 1$ 以扩展数据块；如果 $q(t) > T$ ，令 $q(t) = R$ 。
- (3) 重复步骤(2)。

因此，平稳自引导从原始数据中再抽样出不同长度的数据块，数据块的长度服从几何分布，平均长度为 $1/q$ 。大的 q 值适应于弱相关的原始数据，而小的 q 值则适应于相关性较高的原始数据。考虑到股票日收益的弱

相关性，本文所使用的 q 值是 0.1，对应数据块的平均长度为 10。

对技术交易规则收益的再抽样可产生 \bar{f}_k 的 B 个自引导值，记为 $\bar{f}_{k,i}^*$ ，其中 i 表示第 i 个自引导样本。令 $B = 500$ ，并构造以下统计量：

$$\bar{V}_l = \max_{k=1,\dots,l} \left\{ \sqrt{n}(\bar{f}_k) \right\}, \quad (7)$$

$$\bar{V}_{l,i}^* = \max_{k=1,\dots,l} \left\{ \sqrt{n}(\bar{f}_{k,i}^* - \bar{f}_k) \right\}, \quad (8)$$

我们将 \bar{V}_l 与 $\bar{V}_{l,i}^*$ 的（上侧）分位数相比较就可以得到零假定的 White 真实性检验 p 值⁹。通过遍历所有 l 个交易规则，应用所有 l 个交易规则的最大值，White 真实性检验 p 值引入数据窥察效应。

该方法还可以修改为基于 Sharpe 比率的预测评价，Sharpe 比率指每单位总风险的平均超常收益。这种情况下，应检验以下零假定：

$$H_0 = \max_{k=1,\dots,l} \{g(E(h_k))\} \leq g(E(h_0)), \quad (9)$$

其中 h 是一个 3×1 向量，其分量定义为：

$$h_{k,t+1}^1 = y_{t+1} S_k(\mathbf{c}_t, \mathbf{b}_k), \quad (10)$$

$$h_{k,t+1}^2 = (y_{t+1} S_k(\mathbf{c}_t, \mathbf{b}_k))^2, \quad (11)$$

$$h_{k,t+1}^3 = r_{t+1}^f, \quad (12)$$

其中 r_{t+1}^f 是 $t+1$ 期的无风险利息率， $g(\cdot)$ 定义为：

$$g(E(h_{k,t+1})) = (E(h_{k,t+1}^1) - E(h_{k,t+1}^3)) / \sqrt{E(h_{k,t+1}^2) - (E(h_{k,t+1}^1))^2}, \quad (13)$$

期望值通过算术平均估计。相关样本统计量为：

$$\bar{f}_k = g(\bar{h}_k) - g(\bar{h}_0), \quad (14)$$

其中 \bar{h}_0 和 \bar{h}_k 分别是基准模型和第 k 个交易规则的预测样本均值。即：

$$\bar{h}_k = n^{-1} \sum_{t=R}^T h_{k,t+1}, k = 0, \dots, l, \quad (15)$$

应用 Politis & Romano (1994) 自引导技术产生 \bar{f}_k 的 B 个自引导值，记为 $\bar{f}_{k,i}^*$ ，其中：

$$\bar{f}_{k,i}^* = g(\bar{h}_{k,i}^*) - g(\bar{h}_{0,i}^*), i = 1, \dots, B, \quad (16)$$

$$\bar{h}_{k,i}^* = n^{-1} \sum_{t=R}^T h_{k,t+1,i}^*, i = 1, \dots, B, \quad (17)$$

⁹ 将 $\bar{V}_{l,i}^*$ ($i = 1, \dots, B$) 按升序排列得到 $\bar{V}_{l,(1)}^*, \bar{V}_{l,(2)}^*, \dots, \bar{V}_{l,(B)}^*$ ，找到 M 使 $\bar{V}_{l,(M)}^* < \bar{V}_l < \bar{V}_{l,(M+1)}^*$ ，真实性检验 p 值的计算方法为 $p = 1 - M/B$ 。

从而运用White真实性检验方法得到Sharpe比率业绩标准下的 p 值。

厦门大学博硕士论文摘要库

四、技术交易规则集合

为实现自引导数据窥察分析，首先必须设定一个适当的技术交易规则集合，其中包括目前流行的交易规则。评价最优交易规则业绩时数据窥察效应的大小，是由交易模型回报间的相关性决定的，因此设定适当的交易规则集合对试验的进行有重要意义。我们考察一个非常大的规则集合（包括7,846种规则），集合中的技术规则在样本期间均被广泛采用，这一点对本文结论的经济解释很重要。只有当所考察的交易规则在样本期间广泛流行时，存在超常收益交易规则才能得到市场无效率或事后风险溢价波动的结论¹⁰。为此，我们在引用这些规则时会说明其来源和应用情况。

本文所采用的交易规则均取自以前的学术研究文献和技术分析论著，包括过滤规则、移动平均、阻力支撑、通道突破（channel breakouts）和OBV平均（on-balance volume average）。下面简要描述各类规则及其参数设置。这些技术交易规则的来源很少说明其参数值的选择，因此本文选择广泛的参数设置，以期覆盖投资者曾考虑过的各类模型。当然，事实上无法完全做到这一点，但本文的规则集合已显著大于前人的研究。

1. 过滤规则（Filter Rules）

Alexander（1961）应用过滤规则评价股票价格运动的有效性。Fama & Blume（1966）阐述了标准过滤规则的定义：

“一个 x 百分比过滤器定义如下：若特定证券的日收盘价至少上升了 x 百分比，买入并持有该证券，直至其价格从随后的高点下跌至少 x 百分比，此时卖出并做空。持有空头直至日收盘价从随后的低点上升至少 x 百分比，此时补进并做多。忽略升跌低于 x 百分比的价格运动。”

首先需要考虑的是如何定义高价和低价。我们采用两种方式定义。正如其概念所述，高价是持有多头期间的最高收盘价，同样，低价是持有空头期间的最低收盘价。高（低）价还可以定义为，高（低）于前 e 个收盘价的最近期收盘价。接着，我们引入中性头寸以扩展规则集合。当价格从前一个高价（低价）下跌（上升） y 百分比时，清算头寸。类似BLL，考虑在设定日数 c 日内持有多头或空头，忽略任何其他交易信号。

参数设置： $x = 0.005, 0.01, 0.015, 0.02, 0.025, 0.03, 0.035, 0.04, 0.045,$

¹⁰ 假定我们可以发现某个交易规则显著优于基准模型，但是基于样本期过后方可获得的技术（如神经网络），由于投资者在样本期内无法获得上述技术，因此这无法作为市场弱式无效的证据。

0.05, 0.06, 0.07, 0.08, 0.09, 0.1, 0.12, 0.14, 0.16, 0.18, 0.2, 0.25, 0.3, 0.4, 0.5;
 $y = 0.005, 0.01, 0.015, 0.02, 0.025, 0.03, 0.04, 0.05, 0.075, 0.1, 0.15, 0.2$; $e = 1, 2, 3, 4, 5, 10, 15, 20$; $c = 5, 10, 25, 40$; 注意到 y 必须小于 x , 因此共有 185 个 $x-y$ 组合。过滤规则数 $= x + x \times e + x \times c + x-y$ 组合 $= 497$ 。

2. 移动平均 (MA)

移动平均是技术分析文献中最常见的技术规则。根据 Gartley (1935), 标准移动平均规则应用价格线和价格移动平均产生交易信号:

“在一个上升趋势中, 当价格趋势在移动平均上方时持有多头。当价格趋势到达顶部, 并转而向下, 穿过移动平均时被视为卖出信号…类似的, 在下降趋势中, 当价格趋势在移动平均下方时持有空头。当价格趋势到达底部, 并转而向上, 穿过移动平均时被视为买入信号。”

该规则存在多种衍生规则。例如, 可以使用多个移动平均产生交易信号。买入和卖出信号可以通过慢速移动平均和快速移动平均的交叉产生, 慢速移动平均的计算日数多于快速移动平均¹¹。

还可以对移动平均规则增加两个“过滤器”。过滤器用于帮助滤去伪交易信号 (即会引致损失)。固定百分比幅度 (band) 过滤要求买入或卖出信号超出移动平均一固定幅度, b 。时间延迟过滤要求买入或卖出信号在设定日数 d 日内持续有效。一次仅使用一种过滤。另外, 我们考虑在设定日数 c 日内持有多头或空头而忽略任何其他交易信号。

参数设置: n (移动平均的日数) $= 2, 5, 10, 15, 20, 25, 30, 40, 50, 75, 100, 125, 150, 200, 250$; m (n 的快慢组合) $= \sum_{i=1}^{n-1} i = 105$; $b = 0.001, 0.005, 0.01, 0.015, 0.02, 0.03, 0.04, 0.05$; $d = 2, 3, 4, 5$; $c = 5, 10, 25, 50$ 。将 1% 幅度过滤和 10 日持有期应用于所有, 快速 MA 为 1、2 和 5 日, 慢速 MA 为 50、150 和 200 日的移动平均组合。附加的 9 种规则使得本文的规则集合覆盖了所有的 BLL 交易规则。移动平均规则数 $= n + m + b \times (n + m) + d \times (n + m) + c \times (n + m) + 9 = 2,049$ 。

3. 支撑和阻力 (Support & Resistance)

早在 1910 年, Wyckoff 就讨论了支撑和阻力的概念, BLL 称之为“交易范围突破” (trading range break)。基于支撑和阻力投资思想的一个简单交易规则是, 当收盘价超过前 n 日的最高价时买入, 当收盘价跌破前 n 日的

¹¹ 移动平均是前 n 日价格的算术平均 (包括当日价格)。快速移动平均的 n 小于慢速移动平均。

最低价时卖出。另外，还可以将高价（低价）定义为高于（低于）前 e 个收盘价的最近期收盘价。类似移动平均规则，再增加固定百分比幅度过滤， b ，时间延迟过滤 d 日和持有头寸日数 c 日。

参数设置： $n = 5, 10, 15, 20, 25, 50, 100, 150, 200, 250$ ； $e = 2, 3, 4, 5, 10, 20, 25, 50, 100, 200$ ； $b = 0.001, 0.005, 0.01, 0.015, 0.02, 0.03, 0.04, 0.05$ ； $d = 2, 3, 4, 5$ ； $c = 5, 10, 25, 50$ ； 规则数 $= (1+c) \times (n+e) + b \times (n+e) \times (1+c) + d \times c \times (n+e) = 1,220$ 。

4. 通道突破（Channel Breakouts）

通道（或称为交易范围）指前 n 日的最高价（不包括当期价格）在前 n 日最低价的 x 百分比范围内。本文发展的用于检验通道突破的交易规则是，当收盘价超出通道时买入，当收盘价跌破通道时卖出。在固定日数 c 日内持有多头或空头。另外，附加一个固定百分比幅度 b 作为过滤。

参数设置： $n = 5, 10, 15, 20, 25, 50, 100, 150, 200, 250$ ； $x = 0.005, 0.01, 0.02, 0.03, 0.05, 0.075, 0.10, 0.15$ ； $b = 0.001, 0.005, 0.01, 0.015, 0.02, 0.03, 0.04, 0.05$ ； $c = 5, 10, 25, 50$ ； 注意到 b 必须小于 x ，因此共有43个 $x-b$ 组合。规则数 $= n \times x \times c + n \times b \times x - b$ 组合 $= 2,040$ 。

5. OBV移动平均（On-Balance Volume Average）

技术分析者常应用成交量数据辅助投资决策，因此我们在规则集中引入基于成交量的技术指标——OBV。由Granville（1963）发展的OBV指标的计算方法是：当收盘价上升时，在指标中加入当日成交量；当收盘价下跌时，在指标中减去当日成交量。根据Gartley（1935），本文对OBV指标应用 n 日移动平均，OBV交易规则的设计类似于移动平均。

参数设置： n （OBV移动平均的日数） $= 2, 5, 10, 15, 20, 25, 30, 40, 50, 75, 100, 125, 150, 200, 250$ ； m （ n 的快慢组合） $= \sum_{i=1}^{n-1} i = 105$ ； $b = 0.001, 0.005, 0.01, 0.015, 0.02, 0.03, 0.04, 0.05$ ； $d = 2, 3, 4, 5$ ； $c = 5, 10, 25, 50$ ； 规则数 $= n + m + b \times (n+m) + d \times (n+m) + c \times (n+m) = 2,040$ 。

6. 基准（Benchmark）

类似BLL，本文在平均收益业绩标准下的基准规则是“零”系统，即总是退出市场， S_0 总是等于零。BLL（p.1741）提出的另一种解释是，将一个多头视为基准，买入信号出现时，以无风险利率借入资金并双倍投资；中性信号出现时，即持有一个多头；卖出信号出现时，将多头卖出，

Degree papers are in the "[Xiamen University Electronic Theses and Dissertations Database](#)". Full texts are available in the following ways:

1. If your library is a CALIS member libraries, please log on <http://etd.calis.edu.cn/> and submit requests online, or consult the interlibrary loan department in your library.
2. For users of non-CALIS member libraries, please mail to etd@xmu.edu.cn for delivery details.

厦门大学博硕士论文摘要库